

Метод автоматического анализа тепловизионных изображений высоковольтного оборудования с помощью алгоритмов компьютерного зрения и машинного обучения без учителя

А.И. Хальясмаа

*Уральский федеральный университет имени первого президента России Б. Н.
Ельцина, Екатеринбург*

Аннотация: Переход от планового технического обслуживания и ремонта оборудования к обслуживанию по его фактическому техническому состоянию требует применения новых методов анализа данных на основе машинного обучения. Современные системы сбора данных, такие, как роботизированные беспилотные комплексы, позволяют формировать большие объемы графических данных в различных спектрах. Увеличение объема данных приводит к задаче автоматизации их обработки и анализа для идентификации дефектов высоковольтного оборудования. В данной статье проведен анализ особенностей применения алгоритмов компьютерного зрения для изображений высоковольтного оборудования электрических станций и подстанций в инфракрасном спектре и представлен метод их анализа, который может быть применен при создании интеллектуальных систем поддержки принятия решений в области технической диагностики оборудования. Предложенный метод использует как детерминированные алгоритмы, так и машинное обучение. Классические алгоритмы компьютерного зрения применены для предварительной обработки данных с целью выделения значимых признаков, а модели на основе машинного обучения без учителя используются для распознавания графических образов оборудования в оптимизированном по информативности пространстве признаков. Сегментация изображения с помощью алгоритма пространственной кластеризации на основе плотности распределения значений с учетом выбросов позволяет обнаруживать и группировать фрагменты изображения со статистически близкими распределениями ориентаций линий. Такие фрагменты характеризуют определенные конструктивные элементы оборудования. В статье описан алгоритм, реализующий предложенный метод на примере решения задачи детектирования дефектов трансформаторов тока, и представлена визуализация его промежуточных шагов.

Ключевые слова: высоковольтное оборудование, техническая диагностика, трансформатор тока, дефект, тепловизионный контроль, машинное обучение, компьютерное зрение, кластеризация, сегментация.

Введение

Эффективное определение технического состояния высоковольтного оборудования является одной из ключевых задач в электроэнергетике, так как дефекты могут привести к аварийным ситуациям, значительному ущербу и нарушениям электроснабжения потребителей.

Инфракрасная (ИК) диагностика представляет собой перспективный метод выявления различных термических дефектов оборудования [1] и включена в отраслевые стандарты РД 34.45-51.300-97 «Объем и нормы испытаний электрооборудования», РД-153-34.0-20.363-99 «Основные положения методики инфракрасной диагностики электрооборудования и ВЛ». Однако применение ИК-диагностики в настоящее время характеризуется низким уровнем автоматизации. В то же время развитие технологий робототехники позволяет автоматизировать процесс сбора ИК-снимков оборудования и регулярно получать данные в большом объеме. Поэтому возникает задача разработки методов их автоматического анализа, иначе задача анализа данных полностью ляжет на специалиста по диагностике и потребует от него слишком больших затрат времени и сил.

Современные алгоритмы компьютерного зрения успешно справляются со многими практическими задачами, но в области технической диагностики оборудования компьютерное зрение находится на начальной стадии развития из-за отсутствия в открытом доступе больших размеченных наборов данных для обучения. Кроме того, необходимо отметить специфику ИК-изображений и технические ограничения ИК-камер, описанные ниже.

1. Влияние разрешения изображения. Чем выше разрешение, тем точнее можно распознавать на изображении границы объектов. В отличие от RGB-камер, для которых разрешение 1920x1080 и выше доступно в бюджетных моделях, для ИК-камер даже промышленного исполнения высоким считается разрешение 640x480 [2].

2. Наличие шумов. В любом изображении даже в идеальных условиях съемки присутствуют шумы. Причинами являются физические процессы взаимодействия фотонов электромагнитного излучения с воспринимающими элементами фотоматрицы, не идеальность фотоматрицы, погрешности преобразования аналогового сигнала в цифровой, нагрев камеры. Снизить

качество изображений могут также шумы из-за движения камеры [3]. Алгоритмические методы стабилизации, эффективные для RGB-камер, ограничены для ИК-камер из-за низкого разрешения и качества изображений [4].

3. Влияние теней и бликов. При съемке в видимом спектре регистрируется в основном отраженный свет, так как источников света видимого диапазона в кадре обычно немного или они отсутствуют. В тепловизионной съемке все диагностируемые объекты являются источниками теплового излучения и в то же время отражают излучение других объектов. В результате на тепловизионном изображении значение для каждого объекта будет зависеть не только от его температуры, но и от поглощающей, пропускающей и отражающей способностей его поверхности [5].

4. Погодные условия. На изображения видимого диапазона влияет только освещенность и осадки. На термограммы влияет еще и температура внешней среды, ветер и влажность. Ветер способен охлаждать поверхность оборудования. В работе [5] приводятся данные о том, что скорость ветра 16 км/час снижает температуру в два раза. Влажность воздуха оказывает влияние на точность, так как частицы воды рассеивают и поглощают ИК-излучение.

Несмотря на указанные выше особенности, общая схема обработки ИК, или мультиспектральных изображений для распознавания образов принципиально не отличается от обработки изображений видимого спектра.

1. Преобразование размера. Преобразование размера необходимо для того, чтобы последующие шаги алгоритма работали с данными одинаковой размерности.

2. Снижение шума с помощью фильтрации. В зависимости от задачи используются как простейшие усредняющие фильтры [6], так и алгоритмы

фильтрации, сохраняющие границы объектов (двусторонний фильтр [7]), или другие [8].

3. Выделение требуемых частей: как правило выделяются либо границы, либо наоборот, области (сегменты). Сегментация ИК-изображения наиболее подходит для локализации областей повышенных температур, но не для распознавания самых объектов целиком, так как менее нагретые участки при сегментации могут быть отделены от более нагретых и не отнесены к объекту.

5. Выделение области интереса. Выделение требуемых частей позволяет отбросить ненужные области изображения для сокращения времени на дальнейшую обработку и снижение риска ложноположительных ошибок детектирования.

6. Применение дескрипторов для формирования пространства признаков. Яркость или цвет отдельного пикселя или группы пикселей часто не является подходящим признаком для дальнейшей обработки, поэтому необходимо переходить к другим признакам, таким как гистограммы дескрипторов LBP (Local Binary Pattern) или HOG (Histogram Oriented Gradients) [9].

Метод

В данной работе рассмотрен пример использования алгоритмов компьютерного зрения для выявления признаков, свидетельствующих о возможных дефектах трансформаторов тока (ТТ) с помощью ИК-контроля. Задача разбивается на две: распознавание покрышек каждой фазы ТТ как объектов на снимке для получения термограмм; распознавание дефектов по термограммам.

Решение первой подзадачи основано на том, что геометрически покрышка ТТ на снимке может быть охарактеризована как локализованный набор линий одной ориентации и приблизительно одной длины. Выделение

таких линий может быть выполнено с помощью детектора границ Кэнни с дополнительным определением углов наклона линий, а поиск областей с преобладанием линий одной ориентации можно реализовать путем сегментации в пространстве полученных границ со значениями углов в каждой точке границы. Вторая подзадача сводится к анализу распределения температур вдоль вертикальных осей для выявления аномалий.

Алгоритм состоит из следующих шагов (рис. 1).



Рис. 1. – Алгоритм обработки тепловизионных изображений

Подробно этапы алгоритма описаны ниже.

1. Предобработка и формирование признаков.

1.1. Перевод термограммы в матрицу температур.

1.2. Перевод изображения в видимом диапазоне в оттенки серого.

1.3. Для устранения шумов применяется фильтр Гаусса путем свертки изображения с фильтром согласно выражениям (1), (2).

$$I_{GB}[x, y] = I_{GS}[x, y] \cdot G(x, y) = \sum_{i=-\frac{k}{2}}^{\frac{k}{2}} \sum_{j=-\frac{k}{2}}^{\frac{k}{2}} I_{GS}[x+i, y+j] \cdot G(i, j), \quad (1)$$

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}}, \quad (2)$$

где I – матрица изображения; k – размер (ширина и высота) окна фильтра в пикселях; σ – среднеквадратическое отклонение, влияющее на степень сглаживания.

1.4. Применение фильтра Собеля для последующего вычисления углов линий по следующим выражениям:

$$I_{SX}[x, y] = I_{GB}[x, y] \cdot G_x = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 I_{GB}[x+i, y+j] \cdot G_x(i, j), \quad (3)$$

$$I_{SY}[x, y] = I_{GB}[x, y] \cdot G_y = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 I_{GB}[x+i, y+j] \cdot G_y(i, j), \quad (4)$$

$$G_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (5)$$

$$G_y = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}. \quad (6)$$

1.5. Определение углов наклона линий. С помощью полученных фильтром Собеля матриц горизонтальных и вертикальных градиентов можно определить углы градиента в каждой точке изображения:

$$I_{SA} = a \tan_2(I_{SX}, I_{SY}). \quad (7)$$

Кроме того, здесь же определяются магнитуды градиентов, необходимые для следующего шага.

$$I_{SM} = \sqrt{I_{SX}^2 + I_{SY}^2}. \quad (8)$$

1.6. Применение оператора Кэнни для детектирования границ. Хотя оператор Кэнни является одним из наиболее универсальных алгоритмов

выделения границ, его результаты зависят от яркости и контрастности изображения [10]. Простой алгоритм определения значений порогов предложен в работе [11]:

$$lower_thr = \max(0; 0,66v), \quad (9)$$

$$upper_thr = \min(255; 1,3v), \quad (10)$$

где v – медианная яркость исходного изображения. В данной работе медианное значение заменено на среднее, по результатам экспериментального анализа:

$$v = \overline{I_{GS}}. \quad (11)$$

1.7. Определение углов тонких границ. Если использовать найденные углы всех пикселей I_{SA} , то остается слишком большой объем данных. Еще одной особенностью является нулевой угол, поскольку нулевое значение угла принимают все пиксели фона с нулевым значением магнитуды градиента. Поэтому углы используются только для пикселей, которые отнесены к границам $I_C(x, y) \neq 0$. Кроме того, углы π , 0 , 2π или $\pi/2$, $3\pi/2$ относятся к одному виду линий, но имеют далекие значения.

Первым шагом делается переход от диапазона $0-2\pi$ в диапазон $0-\pi$:

$$I_{SA^*}[x, y] = \begin{cases} I_{SA}[x, y] - \pi, & \circ I_{SA}[x, y] > \pi \\ I_{SA}[x, y], & \circ I_{SA} \leq \pi \end{cases}. \quad (12)$$

Далее необходимо привести линии, направленные преимущественно вертикально (горизонтальные градиенты) к близким углам:

$$I_{SA^{**}}[x, y] = \begin{cases} I_{SA^*}[x, y] - \frac{7\pi}{8}, & \circ I_{SA^*}[x, y] > \frac{7\pi}{8} \\ I_{SA^*}[x, y], & \circ I_{SA^*} \leq \frac{7\pi}{8} \end{cases}. \quad (13)$$

Поскольку при обработке изображений эффективнее работать со значениями пикселей в виде целых чисел от 0 до 255, выполняется соответствующее преобразование.

$$I_A = \left\lfloor \frac{180}{\pi} I_{SA^{**}} \right\rfloor, \quad (14)$$

$$I_{CA} = \begin{cases} I_A[x, y] + \varepsilon, & \text{if } \angle I_C[x, y] > 0 \\ 0, & \text{if } \angle I_C[x, y] = 0 \end{cases}, \quad (15)$$

где ε – малая величина, прибавляемая для того, чтобы отличать пиксели с нулевым углом от пикселей, значение угла в которых не важно. Поскольку углы в матрице I_A изменяются от 0 до 157 и являются целыми числами, значение ε при расчетах взято равным 1.

2. Сжатие. По результатам этапа 1 сформирована матрица, ненулевые элементы которой характеризуют ориентацию границ объектов. Размерность матрицы совпадает с размерностью исходного изображения. Следующий этап – сжатие полученной матрицы путем ее разбиения на блоки и расчета наиболее характерной ориентации линий в каждом блоке.

2.1. Разбиение на блоки.

Матрица I_{CA} разбивается на непересекающиеся соприкасающиеся блоки равного размера, b_w и b_h – коэффициенты, которые показывают, во сколько раз в матрице будет меньше блоков, чем пикселей в исходном изображении по ширине и высоте, соответственно. Размер блока зависит от размера исходного изображения и размера предполагаемого объекта на нем.

2.2. Вычисление наиболее характерной ориентации границ внутри каждого блока:

$$I_O[x, y] = H(I_{CA}[b_w x : b_w(x+1), b_h y : b_h(y+1)], h, \varphi), \quad (16)$$

где I_O – матрица ориентаций, которая меньше исходного изображения по ширине в b_w , по высоте в b_h раз; h – число групп, на которые разбиваются углы; φ – порог значимости; H – оператор, определяющий наиболее характерную ориентацию границ в блоке.

Алгоритм строит гистограмму распределения ориентаций пикселей блока с заданным числом столбцов h . Пиксели с нулевым значением не

относятся к границам, поэтому в гистограмму не попадают. Доля самого высокого столбца гистограммы должна быть не ниже φ .

В данном примере значение $h = 10$, $\varphi = 10$. При этом алгоритм является устойчивым к изменениям h , φ , таким образом, их тонкая настройка не требуется и приведенные значения можно рассматривать как универсальные, которые используются по умолчанию.

3. Сегментация. Матрица I_O может быть использована для поиска областей с близкими ориентациями границ с помощью сегментации. Существует множество методов сегментации, но необходимо выбрать тот, который не требует задания числа кластеров, не зависит от начального решения, устойчив к выбросам, может использовать заданную метрику неевклидовых расстояний между кластерами, может выделять кластер за кластером, чтобы была возможность накладывать на них дополнительные условия по размеру, форме и т.д. Наиболее подходит под эти требования алгоритм пространственной кластеризации на основе плотности распределения значений с учетом выбросов DBSCAN [12]).

3.1. Применение алгоритма DBSCAN. Используется стандартный алгоритм, особенность состоит только в функции расстояния и ее сравнении с порогом. Алгоритм начинает работу с произвольного элемента (пикселя) матрицы I_O , если она не нулевая, то происходит анализ восьми соседних пикселей. Если среди них есть более двух, еще не отнесенных ни к какому кластеру и модуль разности их значения и значения текущего пикселя меньше порога ε_{seg} , то такие точки и текущая точка образуют начальный кластер (сегмент). Далее эта же процедура проверки и добавления подходящих соседей производится рекурсивно для каждой вновь добавленной в кластер точки.

Функция расстояния двух пикселей с координатами x_a, y_a и x_b, y_b :

$$\rho(a,b) = \begin{cases} |I_o[x_a, y_a] - I_o[x_b, y_b]| < \varepsilon_{seg}, \circ |x_a - x_b| \leq 1 \text{ and } |y_a - y_b| \leq 1, \\ \infty, \text{ otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

Порог ε_{seg} равен 25, это означает, что если соседние блоки отличаются менее чем на 25° по наиболее характерному углу ориентации границ, то они могут быть отнесены к одному кластеру.

В результате формируется матрица I_{seg0} размером, совпадающим с размером матрицы I_o , а значения ее пикселей – номера сегментов, к которым они отнесены. Пиксели, которые не отнесены ни к одному из сегментов, имеют нулевые значения.

3.2. Сформированные кластеры проверяются эвристическим правилом, которое включает в себя размер и форму. Размеры кластера по общему числу элементов, ширине и высоте должны быть в заданных диапазонах. Они адаптируются под размер блока, так, минимальный размер кластера по общему числу элементов должен быть не менее $128^2 / (b_w b_h)$. Такая фильтрация кластеров преобразует матрицу I_{seg0} в матрицу такого же размера I_{seg1} , в которой значения пикселей отброшенных сегментов приравнены к нулю.

При реализации шаги 3.1 и 3.2 выполняются не последовательно, а параллельно для упрощения расчетов. Проверка проводится для каждого сегмента, как только он сформирован.

3.3. Расширение и эрозия. Из-за шумов на изображении, искажений перспективы, изменении геометрии объектов на краях и других причин полученные сегменты, которые соответствуют искомым объектам, могут охватывать их не полностью, внутри сегментов могут быть блоки, не отнесенные к ним. Поэтому применены алгоритмы расширения и эрозии:

$$I_{dil}[x, y] = \max_{-2 \leq i \leq 2} I_{seg1}[x + i, y], \quad (18)$$

$$I_{seg}[x, y] = \min_{-1 \leq i \leq 1, -1 \leq j \leq 1} I_{dil}[x + i, y + j]. \quad (19)$$

4. Выделение объектов и анализ температур.

4.1. Анализ температур. Выявление потенциальных дефектов выполняется путем анализа профилей температур вдоль осевых линий элементов оборудования. Имея координаты охватывающего сегмент прямоугольника, можно определить координаты вертикальной центральной линии. Значения пикселей на соответствующих позициях термографического изображения I_T и формируют график распределения температур по поверхности объекта. Поскольку детектирование сегментов выполняется по изображению в видимом диапазоне, которое может иметь разрешение выше, чем термографическое, необходимо учитывать это и выполнять преобразование координат пикселей.

Аномальные пики температур необходимо детектировать не относительно средних значений по всему графику, а относительно только максимумов, то есть всех локальных экстремумов графика. Далее выполняется нормализация температур, так что значения переводятся в диапазон от 0 до 1:

$$T = \frac{T - T_{\min}}{T_{\max} - T_{\min}}. \quad (20)$$

Это необходимо, поскольку абсолютные значения температур могут быть недостаточно точными.

Аномалиями считаются локальные максимумы, которые отклоняются от средних значений локальных максимумов более чем в T_a раз, где T_a – порог чувствительности.

5. Визуализация результатов. Для получения наглядных результатов удобно выполнить наложение термограммы на изображение в видимом спектре. При этом для наглядности видимое изображение представляется без цвета – в оттенках серого, а термограмма накладывается только в пределах детектированных сегментов и для тех пикселей, для которых температура

выше минимальной на термограмме на некоторый настраиваемый порог (10–20%), чтобы отсечь фон:

$$I_{vis}[x, y] = \begin{cases} I_{IR}[x, y], \circ I_{seg}[\frac{x}{b_w}, \frac{y}{b_h}] \text{ and } I_T[x, y] > 1.1t_{min} \\ I_{GS}[x, y], \circ otherwise \end{cases} \quad (21)$$

Кроме того, добавляются результаты анализа графика температур: центральные вертикальные линии сегментов (объектов) и маркеры, отмечающие области обнаруженных потенциальных дефектов.

Алгоритм автоматизирует действия эксперта при проведении ИК-диагностики. Но если эксперт легко обнаруживает на ИК-изображении объекты, представляющие интерес, то для автоматизированной системы эта задача требует разработки модели на базе машинного обучения, включающей этапы предварительной обработки данных, извлечения признаков, применения алгоритмов кластеризации и распознавания образов. Процесс может быть автоматизирован с помощью алгоритмов обнаружения отклонений в наборе данных или между двумя наборами данных, если проводится сравнение между элементами, относящихся к разным фазам.

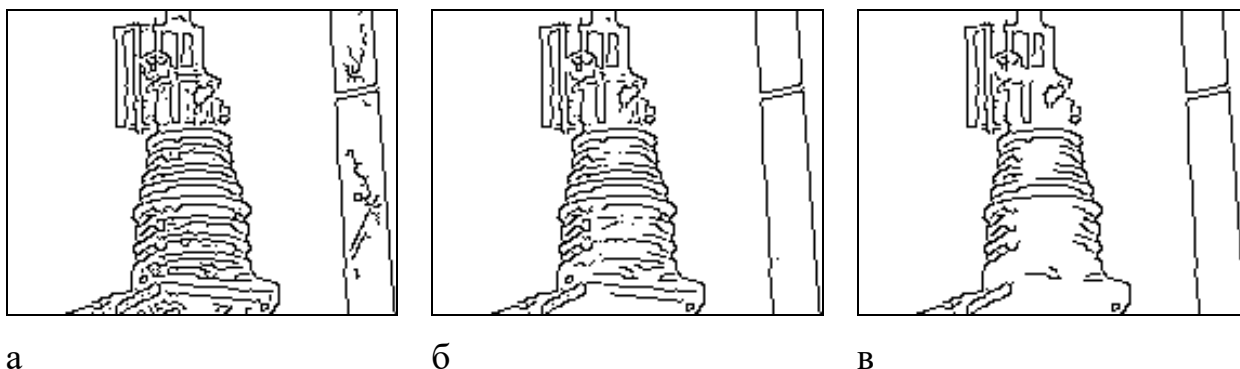
Пример использования алгоритма

Пример реализации распознавания дефектов по результатам радиометрических данных ИК-контроля реализован для трансформаторов тока. Слева на рис. 2 показано изображение в оттенках серого, а справа – тепловизионное изображение.

Результат применения оператора Кэнни $I_C(I_{SA}, I_{SM}, \nu)$ с адаптацией порогов и при фиксированных значениях порогов показан на рис. 3. В случае заниженных порогов появляется множество коротких границ, не имеющих ценности для задачи распознавания. Если пороги слишком высокие, то часть важных для распознавания границ исчезает.



Рис. 2. – Исходное тепловизионное изображение



а

б

в

Рис. 3 – Фрагмент изображений-результатов применения оператора Кэнни с границами: а – 10, 60; б – 143, 143; в – 180, 250

2. Сжатие полученной матрицы путем ее разбиения на блоки и расчета наиболее характерной ориентации линий в каждом блоке.

Полученная матрица I_0 показана на рис. 4. Следует отметить, что рис. 4 является лишь схематичной визуализацией работы данного шага алгоритма, изображение в таком виде далее не используется, а применяется матрица дескрипторов I_0 , которая не является изображением.

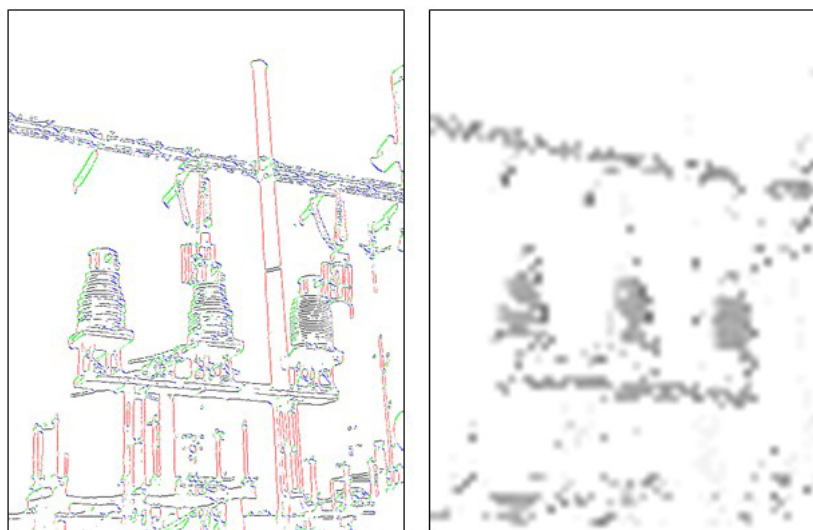


Рис. 4 – Визуализация ориентаций пикселей границ (матрицы I_{CA}). Матрица наиболее характерных ориентаций границ в блоках I_O

На рис. 5 показаны результаты сегментации, для наглядности каждый пиксель матрицы I_{seg0} увеличен до размера блока $b_w \times b_h$, блокам каждого сегмента присвоен свой цвет и полученное изображение наложено на исходное изображение в оттенках серого. Отличие левой и правой части рисунка состоит в том, что левое изображение получено без выполнения морфологических преобразований. На правой части рисунка видно, что левые и правые края покрышек частично не отнесены к нужным сегментам, а для самой левой покрышки (синий цвет сегмента) есть внутренние блоки, не отнесенные к нему. После применения морфологических преобразований эти погрешности исправляются, как показано на рис. 5.

На рис. 6 показаны результаты сегментации без визуализации, то есть без увеличения пикселей матриц I_{seg0} , I_{dil} , I_{seg} до размеров блоков $b_w \times b_h$ и наложения на исходное изображение.

Выявление потенциальных дефектов выполняется путем анализа профилей температур вдоль вертикальных линий, проходящих по центру каждого найденного объекта (сегмента), как показано зелеными линиями на рис. 7.

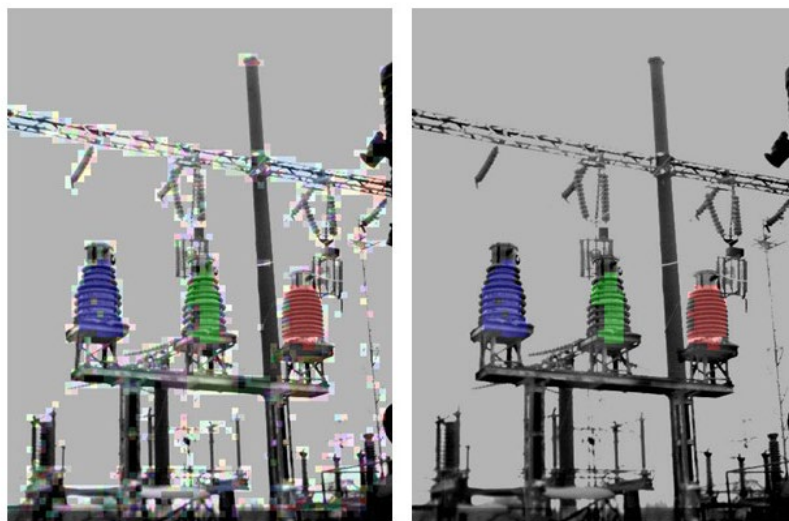


Рис. 5. – Результаты сегментации, наложенные на исходное изображение

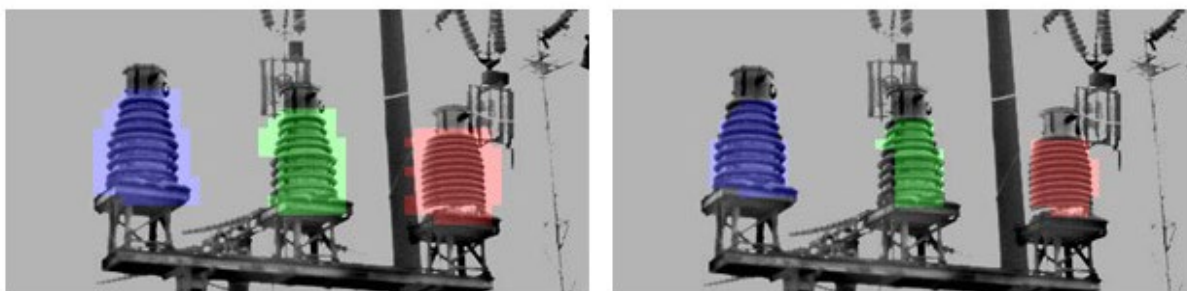


Рис. 6. – Результаты сегментации после расширения, наложенные на исходное изображение

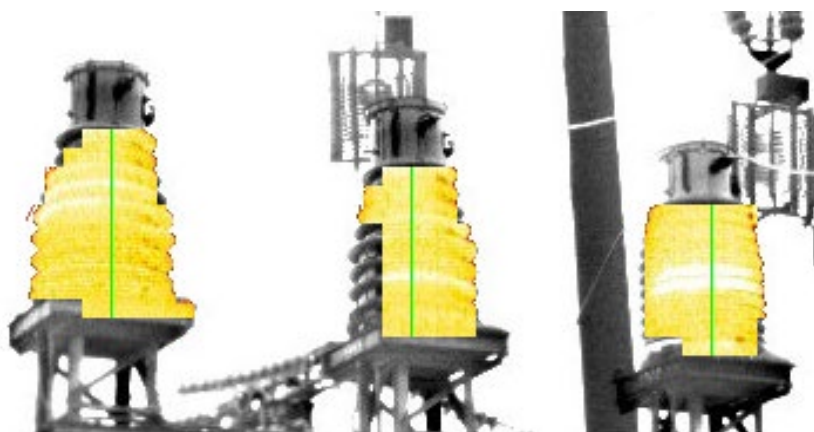


Рис. 7. – Фрагмент наложения видимого изображения (оттенки серого) и термограммы

График профилей температур для трансформатора тока приведен на рис. 8 (левый – фаза А, центральный – фаза В, правый – фаза С).

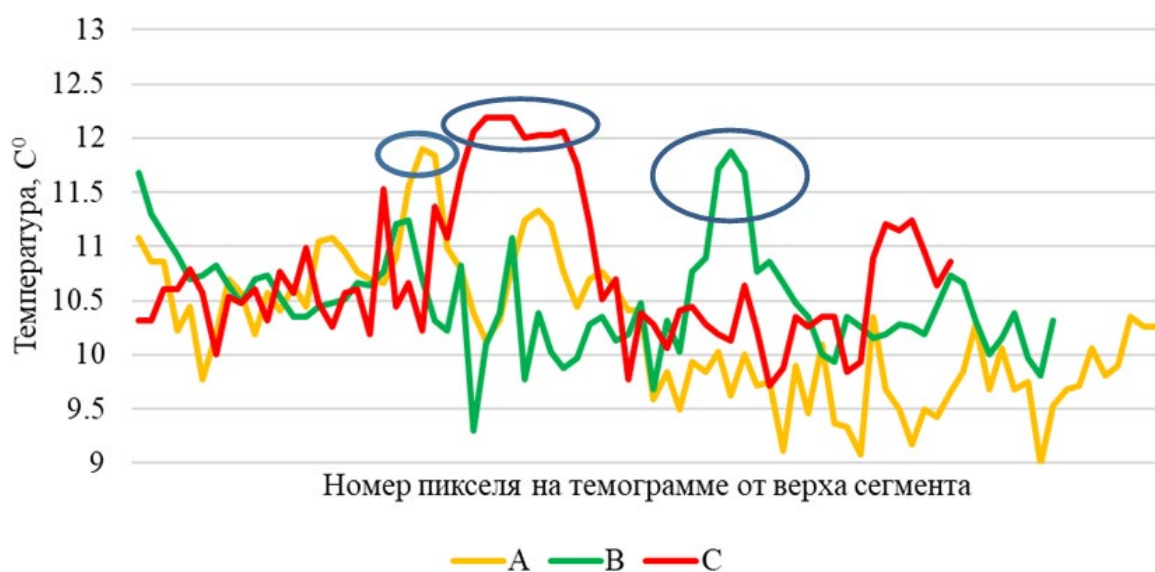


Рис. 8. – График профилей температур поверхностей трансформатора тока с аномалиями

Хотя качество изображений низкое, для фаз В и С заметны аномалии на графике, выделенные на рис. 8 овалами. Для сравнения на рис. 9 и 10 показаны, соответственно, пример термографического изображения в более высоком качестве и без дефектов, а также профили температур.

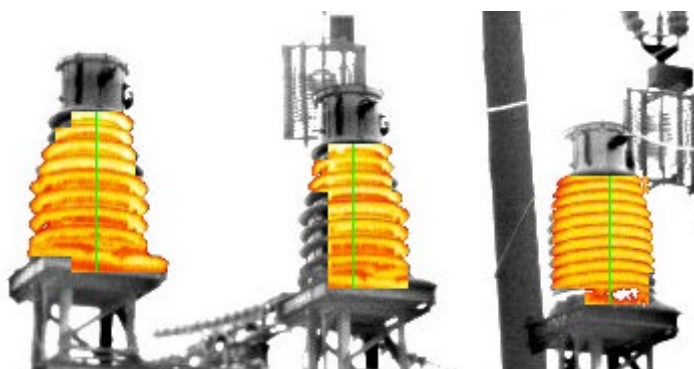


Рис. 9. – Фрагмент наложения видимого изображения (оттенки серого) и термограммы для трансформатора тока без дефектов

Опора алгоритма на выделение ребер изолятора (покрышки) как основной признак имеет следующие достоинства: инвариантность к повороту изображения; возможность распознавания объектов по снимку в видимом диапазоне, а дефектов – по ИК-снимку (требует точного совмещения снимков в разных диапазонах); инвариантность к размеру изображения (до

тех пор, пока различимы ребра); инвариантность к яркости и резкости изображения (до тех пор, пока различимы ребра); устойчивость к низкочастотному шуму; интерпретируемость алгоритма и его промежуточных результатов.

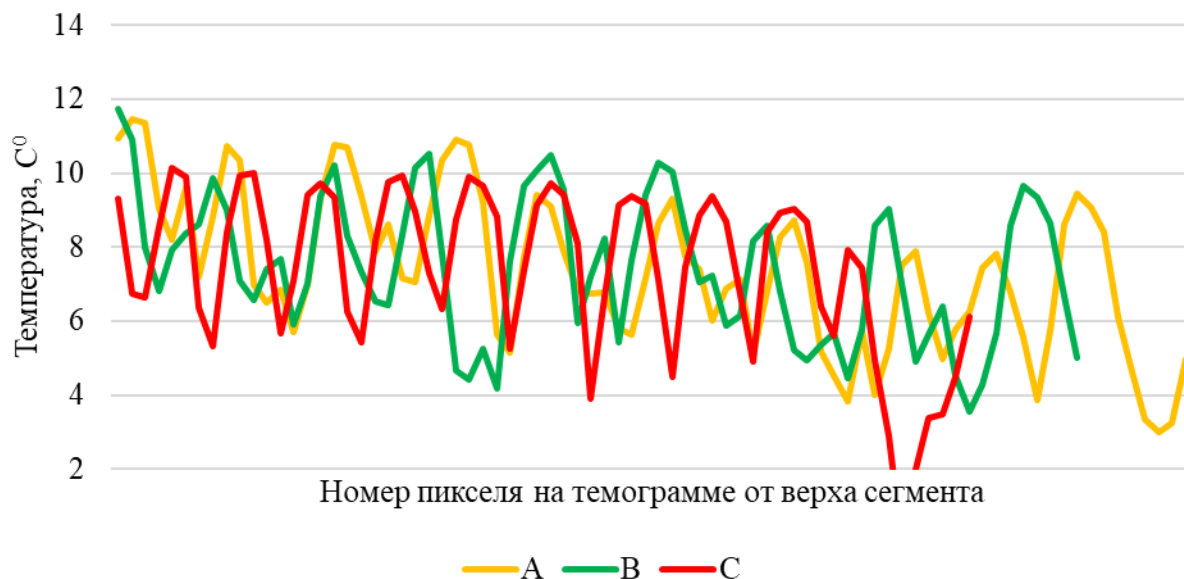


Рис. 10. – График профилей распределения температур поверхностей трансформатора тока без аномалий

Заключение

В работе показано, что на результаты ИК-диагностики влияет множество внешних факторов: материал поверхности оборудования; метеорологические факторы; расстояние до объекта; отраженное ИК-излучение. Такие особенности формируют ряд задач для автоматизации анализа ИК-изображений. Отличием разработанного метода является повышение точности распознавания не графических образов оборудования на основе совмещения классических алгоритмов компьютерного зрения, таких как алгоритм выделения тонких границ Кенни или морфологические преобразования, с алгоритмами машинного обучения без учителя. Приведен пример применения алгоритма для выявления признаков, указывающих на возможные дефекты высоковольтных трансформаторов тока.

Литература

1. Хренников А.Ю., Сидоренко М.Г. Экономическая эффективность тепловизионного контроля электрооборудования подстанций и промышленных предприятий // Новое в российской электроэнергетике. 2008. № 10. С. 34–43.
2. Du W., Addepalli S., Zhao Y. The Spatial Resolution Enhancement for a Thermogram Enabled by Controlled Subpixel Movements // IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. 2019. Vol. 69. №. 6. pp. 3566–3575. URL: doi.org/10.1109/TIM.2019.2932175.
3. Zhang H., Yang R., He Y., Foudazi A., Cheng L., Tian G. A Review of Microwave Thermography Nondestructive Testing and Evaluation // Sensors. 2017. Vol. 17. №. 5. P. 1123. URL: doi.org/10.3390/s17051123.
4. Infrared Thermography, Temperature Measurement, and Repair Priorities: сайт. — URL: nhathaservice.files.wordpress.com/2016/07/neta-ir-scanning-handbook-2.pdf. (дата обращения: 01.12.2024).
5. Yousaf A., Khurshid K., Khan M.J., Hanif M.S. Real time video stabilization methods in IR domain for UAVs – A review // 2017 Fifth International Conference on Aerospace Science & Engineering (ICASE), 2017. URL: doi.org/10.1109/ICASE.2017.8374287.
6. Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital image processing, 3rd edn. Prentice-Hall, Inc, Upper Saddle River. 2006.
7. Tomasi C., Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images // The Sixth International Conference on Computer Vision. 1996. pp. 839–846.
8. Fan L., Zhang F., Fan H., Zhang C. Brief review of image denoising techniques // Visual Computer Industrial Biomed. 2019. Vol. 7. P. 2.
9. Degaonkar V.N., Gadakh P., Saha P., Kulkarni A.V. Retrieve Content Images using Color Histogram, LBP and HOG // 4th International Conference on

Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA). 2020. pp. 896–899. URL: doi.org/10.1109/ICECA49313.2020.9297608.

10. Li J., Ding, S. A Research on Improved Canny Edge Detection Algorithm. // Applied Informatics and Communication. ICAIC 2011. Communications in Computer and Information Science. 2011. Vol 228. URL: doi.org/10.1007/978-3-642-23223-7_13.

11. Rosebrock A. Zero-parameter, automatic Canny edge detection with Python and OpenCV: сайт. — URL: pyimagesearch.com/2015/04/06/zero-parameter-automatic-canny-edge-detection-with-python-and-opencv/ (дата обращения: 01.04.2024).

12. Schubert E., Sander J., Ester M., Kriegel H.P., Xu X. DBSCAN Revisited, Revisited: Why and how you should (Still) use DBSCAN // ACM Transactions Database Systems. 2017. Vol. 42. №. 3. P. 19. URL: doi.org/10.1145/3068335.

References

1. Hrennikov A.Y., Sidorenko M.G. Novoe v rossiyskoy elektroenergetike, 2008. №. 10. pp. 34–43.

2. Du W., Addepalli S., Zhao Y. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. 2019. Vol. 69. №. 6. pp. 3566–3575. URL: doi.org/10.1109/TIM.2019.2932175.

3. Zhang H., Yang R., He Y., Foudazi A., Cheng L., Tian G. Sensors. 2017. Vol. 17. №. 5. P. 1123. URL: doi.org/10.3390/s17051123.

4. Infrared Thermography, Temperature Measurement, and Repair Priorities: site. URL: nhathaservice.files.wordpress.com/2016/07/neta-ir-scanning-handbook-2.pdf. (date accessed: 01.12.2024).

5. Yousaf A., Khurshid K., Khan M.J., Hanif M.S. 2017 Fifth International Conference on Aerospace Science & Engineering (ICASE), 2017. URL: doi.org/10.1109/ICASE.2017.8374287.



6. Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital image processing, 3rd edn. Prentice-Hall, Inc, Upper Saddle River. 2006.
7. Tomasi C., Manduchi R. The Sixth International Conference on Computer Vision. 1996. pp. 839–846.
8. Fan L., Zhang F., Fan H., Zhang C. Visual Computer Industrial Biomed. 2019. Vol. 7. P. 2.
9. Degaonkar V.N., Gadakh P., Saha P., Kulkarni A.V. 4th International Conference on Electronics, Communication and Aerospace Technology (ICECA). 2020. pp. 896–899. URL: doi.org/10.1109/ICECA49313.2020.9297608.
10. Li J., Ding, S. Applied Informatics and Communication. ICAIC 2011. Communications in Computer and Information Science. 2011. Vol 228. URL: doi.org/10.1007/978-3-642-23223-7_13.
11. Rosebrock A. Zero-parameter, automatic canny edge detection with Python and OpenCV: site. — URL: pyimagesearch.com/2015/04/06/zero-parameter-automatic-canny-edge-detection-with-python-and-opencv/ (date accessed: 01.04.2024).
12. Schubert E., Sander J., Ester M., Kriegel H.P., Xu X. ACM Transactions Database Systems. 2017. Vol. 42. №. 3. P. 19. URL: doi.org/10.1145/3068335.

Дата поступления: 28.12.2024

Дата публикации: 3.02.2025